农业智能知识服务研究现状及展望

赵瑞雪*，杨晨雪，郑建华，李　娇，王　剑

（中国农业科学院农业信息研究所/国家新闻出版署农业融合出版知识挖掘与知识服务重点实验室，北京 100081）

摘　要：大数据、物联网和人工智能等现代信息技术在农业中的广泛应用，推动了农业农村现代化和智慧农业的发展，带动了农业经营主体对科技与知识的旺盛需求，农业知识服务成为农业转型升级和高质量发展的重要引擎。为解决现有农业知识分散无序、更新不及时、面向经营主体的知识服务不平衡、供需脱节等问题，本文总结分析了国内外农业知识服务的研究与实践现状，提出了一套基于农业全产业链、按照农业数据的全生命周期、面向农业经营主体的农业智能知识服务体系框架，设计了基于智能物联网（Artificial Intelligence & Internet of Things，AIoT）的农情感知与大数据汇聚治理、基于知识图谱的农业知识组织与计算挖掘，以及基于多场景的农业智能知识服务三个层次。文中归纳了包括空天地AIoT全维度农情感知、多源异构农业大数据汇聚治理、知识建模、知识抽取、知识融合、知识推理、跨媒体检索、智能问答、个性化推荐技术、决策支持等农业智能知识服务涉及的关键技术，并举例了其研究应用。最后从农业数据获取、模型构建、知识组织、智能知识服务技术和应用推广等方面探讨了未来农业智能知识服务的发展趋势及对策建议。总结发现，农业智能知识服务是破解当前农业知识服务供需矛盾，实现跨媒体农业数据到知识的跨越，推动农业知识服务向个性化、精准化和智能化升级的关键，亦是农业科技自立自强、现代农业提质增效的重要支撑。

关键词：智能知识服务；人工智能；物联网；农情感知；知识管理；知识推理；知识搜索问答；个性化推荐；决策支持

中图分类号：S-1;S126　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**SA202207009

引用格式：赵瑞雪，杨晨雪，郑建华，李娇，王剑. 农业智能知识服务研究现状及展望[J]. 智慧农业(中英文), 2022, 4(4): 105-125.

ZHAO Ruixue, YANG Chenxue, ZHENG Jianhua, LI Jiao, WANG Jian. Agricultural intelligent knowledge service: Overview and future perspectives[J]. Smart Agriculture, 2022, 4(4): 105-125. (in Chinese with English abstract)

1　引　言

及时、准确、有价值的农业知识是现代农业农村高质量发展和乡村振兴的重要支撑，亦是各类农业经营主体的迫切需求。农业生产分布地域广阔、生产周期长、影响因素多、管理难度大，与农业相关的数据分散、数据量大、内容复杂、持续获取困难，如何实现农业知识的快速准确获取、深入挖掘和智能服务成为农业高质高效发展、推动数字乡村建设的关键。传统的农业信息服务大多停留在数据层面[1]，已无法适应现代农业发展需求。大数据、人工智能和物联网技术的发展为农业信息服务的转型提供了新的空间，“智能物联网（Artificial Intelligence & Internet of

收稿日期：2022-07-20

基金项目：科技创新2030-新一代人工智能重大项目（2021ZD0113705）

*通信作者：赵瑞雪（1968–），女，博士，研究员，研究方向为农业信息化、知识组织、知识服务、大数据智能挖掘计算。E-mail：zhaoruixue@caas.cn

Things，AIoT，即AI+IoT的简称）”[2] 正赋能千行百业，农业信息服务开始朝着“物联网+”的农业智能知识服务转型，面向农业经营主体提供产前、产中、产后全链条知识和技术赋能。

农业智能知识服务是科研人员根据农业经营主体对农业信息需求和经验构建的技术系统，充分利用数据科学、可视化分析和人工智能等关键技术，整合、关联、分析农业种植生产全链条数据，提供个性化、精准、智能的知识服务模式，实现“数据-知识-方案”的价值链。中国农业正处于由主观经验判断向大数据智能决策方向转变的重要阶段，农业智能知识服务技术是中国未来发展的重要研究方向，有望填补当前人工智能技术在农业生产方面应用的空白，促进中国农业的变革，实现农业高质量发展。

在农业智能知识服务的需求呈现个性化、精准化、智能化的发展趋势下，为解决现有农业知识分散无序、更新不及时、面向经营主体的知识服务不平衡、供需脱节等问题，本研究提出面向农业经营主体提供产前、产中、产后全链条的智能知识服务体系框架，按照农业数据的全生命周期，实现基于AIoT农情感知和农业先验知识汇聚治理的数据获取，通过农业科学叙词表、科技语料库和分类体系等农业知识组织体系实现基于知识图谱的跨媒体农业知识表示和知识关联融合，达到海量多源异构农业数据到有组织管理能力知识的转化目的，帮助农业经营主体针对当前环境制定更有效的全流程知识搜索、知识问答、个性化推荐以及决策支持等智能服务。

2　农业知识服务研究与实践现状

基于Web of Science核心合集数据库，以TS =（（agricultur*） and （"knowledge service" or "knowledge discovery" or "intelligent knowledge service" or "intelligent knowledge discovery" or "intelligent knowledge service platform" or " intelligent knowledge service system" or "intelligent knowledge discovery platform" or "intelligent knowledge discovery system" or "knowledge service platform" or "knowledge service system" or "knowledge service cloud platform" or "knowledge service cloud system" or "knowledge association" or "knowledge graph" or "multi-modal knowledge graph" or "cross-media knowledge graph" or "artificial intelligence" or "cloud service platform" or "cloud computing" or "knowledge computing" or "precise knowledge matching" or "intelligent recommendation" or "adaptive intelligent recommendation" or "personalized customization" or "big data" or "big data platform" or "big data system" or "data fusion" or "multimedia data fusion" or "multi-scenario knowledge services" or "consulting services" or "agricultural conditions inversion" or "inversion prediction of agricultural situation" or "analysis of agricultural situation data content" or "cross-domain knowledge acquisition" or "agricultural information service" or "agricultural information service platform" or "agricultural information service system" or "intelligent information service" or "intelligent information service platform" or "intelligent information service system"））为主题检索词进行模糊检索，对2012—2021年间SCI（Science Citation Index）收录的农业知识服务领域全球文献进行发文趋势、国家分布、主题分布等计量分析。由图1可见，近十年农业知识服务领域全球发文量呈增长态势，尤其是2018年以来发文量快速增长，取得较多科研成果。从发文国家分布来看，农业知识服务领域论文发文量居于前十的国家依次是中国、美国、印度、澳大利亚、西班牙、意大利、德国、英国、巴西、加拿大，如图2所示。中国和美国的发文量明显高于其他国家，分布位居第一、二名，其中中国的发文量高于美国。

对全球农业知识服务领域发文检索结果采用VOSviewer进行基于关键词共现的主题聚类分析，排名前20的关键词及共现频次如表1所示。

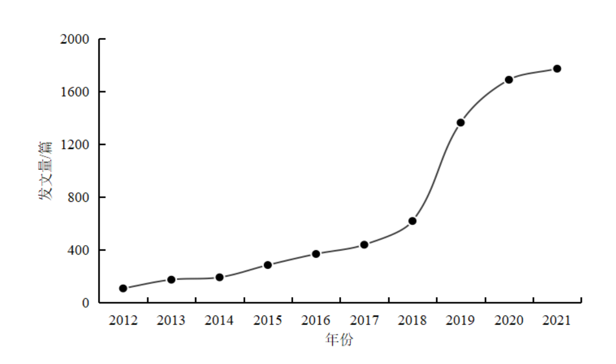


图 1　2012—2021 年全球农业知识服务领域发文量趋势

Fig. 1　Papers publishing trend on global agricultural knowledge services from 2012 to 2021

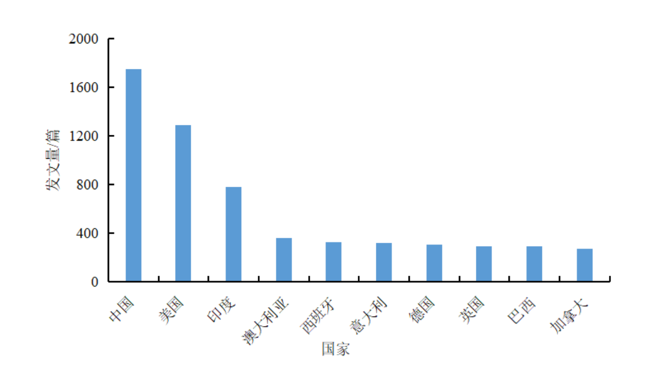


图 2　2012—2021 年全球农业知识服务领域发文量前十国家

Fig. 1　Top 10 countries of publishing papers on global agricultural knowledge services from 2012 to 2021

从关键词共现频率和聚类，农业知识服务研究主要围绕精准农业（precision agriculture）、智慧农业（smart agriculture、smart farming）在管理（management）、适应性（adaptation）、预测（prediction）、灌溉（irrigation）、土壤（soil）、生产力（productivity）、产量（yield）等方面开展基于大数据（big data）、物联网（Internet of Things）、人工智能（artificial intelligence）、机器学习（machine learning）、深度学习（deep learning）、云计算（cloud computing）、网络系统（internet systems）、数据融合（data fusion）、分类（classification）等研究，这些关键词的出现频率均在 300 次以上，反映了全球农业知识服务研究近十年的主要关注点。

表 1　全球农业知识服务领域近十年发文高频关键词前 20 列表

Table 1　Top 20 high frequency keywords of publishing papers on global agricultural knowledge services from 2012 to 2021

排名	关键词	共现频率/次	排名	关键词	共现频率/次
1	Agriculture	1743	11	Machine learning	613
2	Big data	1697	12	Cloud computing	575
3	Precision agriculture	1310	13	Climate smart agriculture	495
4	Smart agriculture	1086	14	Classification	483
5	Management	1012	15	Irrigation	383
6	Internet of things	981	16	Productivity	369
7	Adaptation	823	17	Data fusion	364
8	Systems	759	18	Prediction	364
9	Internet	741	19	Yield	363
10	Artificial intelligence	682	20	Soil	357

2.1 国外农业智能知识服务现状

在实践与应用方面，近年来，国际农业知识服务融合了大数据、人工智能等先进信息技术，服务形式主要表现为农产品全生命周期的数据服务、可视化诊断、智能决策以及农业生产经营管理精准化服务等[3]。

美国将遥感（Remote Sensing，RS）、地理信息系统（Geographical Information System，GIS）、全球定位系统（Global Position System，

GPS）、人工智能、物联网、大数据技术和各类传感器应用于农业生产领域的各环节，提供农业气象监测、作物长势监测、土壤观测分析、植物病虫害治理和畜禽生产指导等知识服务[4-6]。其中Farmers Business Network平台[7]利用空气温湿度、光照、土壤含水量等物联网传感器获取超过647,497 km²的精确农业数据，向农户提供全面产品性能、预测分析及个性化咨询等服务，目前已覆盖美国、加拿大和澳大利亚超过364,217 km²的农场，社区成员超2万人。智能决策公司Gro Intelligence[8,9]建立了害虫与疾病、产量预测、作物价格市场等多个模型框架与分析指数系统，集成超过40,000个数据集和650万亿个数据点，为农业和气候经济体及其参与者提供决策工具、解决方案和分析。

在欧盟，随着“欧洲地平线（Horizon Europe）”等信息化、数字化战略的实施，欧盟各国纷纷加快了数字、传感和空间地理技术在农业生产、经营和管理的全过程的应用，并鼓励相关机构和平台面向不同的农业经营者提供多元化知识服务[10,11]。其中，英国的谢菲尔德大学（The University of Sheffield）将遥感、地理信息系统、计算机技术、通讯和网络技术应用于农业的精准种植，通过iFarms、B2B网站、技术中心和示范农场收集比利时、巴西、爱尔兰等多个国家约1200万公顷的农场数据[12]，开发包括Field Fact、Sale、Order、Testing和Management Action五个事实的数据仓库，覆盖天气数据集包括气象站位置、空气和土壤温度、降雨量、湿度和风速方向随时间变化的信息，设计了集农业作物数据、知识提取、管理决策等的知识服务系统[13]，通过大数据技术精准汇总和分析方法提供解决方案帮助农户实现农场优化、管理和决策，如施肥量、杀虫剂用量、灌溉量优化等。法国SMAG（Salzgitter Maschinenbau AG）平台[14]将信息和通信技术分别应用于农业生产、经营和管理的全过程，针对不同的农业经营者提供农民种植计划、农业生产信息、农产品质量监控、农业运营和生产追溯以及农业软件工具等多元化知识服务，已服务约3万农户，到2022年已在法国市场占有率排名第三位。德国拜耳集团的数字农业平台Climate FieldView[15]将遥感、大数据、物联网和云计算技术应用于农业生产、加工、销售等全过程，为农户提供区域播种方案、农田生产建议、农田作业管理、农业机械管理、最佳生产条件配置、农业投入产出估算、农产品追溯管理、农产品销售管理、质量控制等知识服务，覆盖全球20多个国家超600,000 km²土地。巴斯夫推出的新农业网络平台Maglis[16]可以有效地监测、采集、分析农作物数据，提供农作物种植及销售决策、基于经营主体需求的个性化田地和作物管理计划定制等服务，通过将农作物信息和解决方案以及作物专业知识相结合，可以更好地帮助农户减少管理运营风险，优化投资回报。Maglis平台于2016年在美国路易斯安那州新奥尔良的Commodity Classic农业会议和展览会上发布，目前拥有15个国家的3.7万名用户，覆盖20,000 km²土地[17]。此外，巴斯夫开发的数字作物优化工具xarvio FIELD MANAGER[18]向种植者提供从播种到丰收的全周期防护，整合包括气候数据、当季病害预警等在内的农事操作信息并不断分析，提供例如何时、何地、多少用量等在内以数据做支撑的农药使用建议，已在全球投入使用。原乌克兰农田生产力管理系统Cropio平台（2019年被先正达收购）[19]通过设备与数据集成，提供了遥感影像、物联网记录、生产分析报告、作业规划等服务，管理农作物面积约1000万公顷。

日本在相关政策引导下，众多科研机构和服务主体将大数据、人工智能技术和计算机网络、有线设备结合，通过对农业气象、土壤、地形、作物生长监测等数据的汇聚和共享提供基于大数据分析的农业知识服务，并搭建了一系列服务平台，提供信息检索、统计图表、趋势分析等服务，取得了良好的社会和经济效益[20]。如，Fujitsu（富士通）公司针对农业推出云应用服务Akisai（日语原名秋彩）[21]，为全面支持农业与

食品售卖的云服务，涵盖农产、畜牧、园艺、设备机械与经营等项目，让日本农业由收成多少卖多少的收益形态，转变成追求高经营效率及高利润的智能型产业。

总之，随着信息技术与现代农业的交叉融合，农业生产各个环节的智能化水平大幅度提升，国际上农业知识服务的研究和实践都有较快进展，都充分利用了数据科学、可视化分析和人工智能等关键技术，整合、关联、分析农业种植生产全链条数据，实现“数据-知识-方案”的价值链。部分发达国家或农业国际组织机构的农业知识服务平台已经向专业化、个性化、精准化和智能化转型，基于海量多领域农业大数据可提供农产品全生命周期的数据服务、可视化诊断及智能决策及农业生产经营实施精准化服务等情境服务和数字解决方案。

2.2 国内农业智能知识服务现状

在中国政府推动和国内需求引导下，中国农业信息服务业快速发展并已取得显著成就。目前已基本建立由国家及省级农业研究院所、高等农林院校、市级农业信息机构、县级农技推广站、乡镇信息服务站等组成的覆盖全国的农业信息服务机构网络体系；建成电视、电话、电脑“三电合一”的农业综合信息服务平台，在充分发挥各信息载体优势的同时，有效地提高了农业信息服务的覆盖面[22]；在农业信息服务人才队伍建设方面，全国约有15万名农业科技特派员活跃在农村基层[23]；已建成以“中国农业信息网”为龙头的40余个农业信息服务网络渠道[24]。

目前国内已建成多个大型知识服务网络化平台，专门用于收集、传递与保存农业领域数字化研究成果，为农业生产经营者传播农业知识，提供农业信息服务以及增值服务。如“农搜”[25]专业搜索引擎拥有600万个农业合作网站，实现了全文和语义检索的智能搜索引擎；“搜农网”搜索引擎提供供求、价格、市场动态、农技、视频、新闻、病虫草害等信息检索[26]；万方数据知识服务平台基于中文文献数据构建了农业知识服务平台[27]。农业农村部科技教育司指导构建的农业科技网络书屋为现代农技推广提供个性化定制推送服务，建设的“全国农业科教云平台”[28]提升了农技推广服务和职业农民培育效能，打造的“综合农业教育服务平台”云上智农软件提供最新最热有关农业的知识文章、市场动向，以及相关政策，为广大农民打造教育+产业+生活的全天候、全流程、全功能服务中心[29]。中国农业科学院农业信息研究所研发的“农业专业知识服务系统”首创了互联网条件下基于农业科技大数据的场景化智能知识服务，面向全国33个省、875个科研机构3万余名高等院校用户提供农业科技知识供应服务，创制了“互联网+农技推广”云平台门户实现全国37个省级单位、2600多个农业县的全覆盖，服务全国50多万基层农技人员、300多万科技示范户、3000多万辐射农户[30]。北京市农林科学院开发的“京科惠农”农业信息人工智能咨询服务平台，创建了“智能搜索+知识专题+智能问答+个性化推荐”等场景化智能知识服务，达到31个省2845个县全覆盖，用户数700万[31]。湖南农业大学信息科学技术学院创建基于云计算的农村农业信息化综合服务平台，已在湖南14市州全面推广应用，培训农业信息员5000多人、解决农民诉求37万余次[32]。和而泰C-life智慧农业公司创建的农业大数据服务平台已应用于深圳鹏城农夫光明葡萄园、河南临颍辣椒、广东徐闻菠萝等多个农业企业[33]。国内在农业信息服务平台研究和实践都有较快进展，促使中国农业信息服务进入知识智能化服务新阶段。

然而，中国农业知识服务整体上还存在知识供需不平衡、区域差异性较大、信息服务渠道不通畅、现代信息服务技术应用不足等问题[34]，表现为农业实时数据采集时效性与连续性差、信息服务不及时、数据挖掘与分析不够、覆盖的经营主体类型少范围小、用于生产管理和决策的有效数据少等[25]，亟需构建多场景、专业、个性

化的智能知识服务平台，全方位服务中国农业经营主体知识需求，助力现代农业提质增效。

3 农业智能知识服务研究框架及关键技术

新形势下，农业经营主体对知识服务的需求呈现个性化、精准化、智能化等新特征，传统的以信息搜索为主的普惠型信息服务已无法满足不同产业阶段、不同区域、不同品种、不同用户、不同场景的复杂需求。利用物联网、大数据、人工智能等新技术，面向农业经营主体提供产前、产中、产后全链条知识和技术赋能，实现农情数据实时感知、农业生产智能预警、农业知识精准推荐和农业管理智慧决策，是当前及未来农业知识服务的发展目标。

3.1 农业智能知识服务研究框架

基于农业全产业链、按照农业数据的全生命周期，本文提出一套集数据获取、知识组织和智能服务于一体的农业智能知识服务体系框架，包括多源异构农业大数据汇聚治理、农业知识组织与计算挖掘，以及基于多场景的农业智能知识服务三个层次，为解决当前农业知识供需新矛盾提供新思路和实施路径，如图3所示。

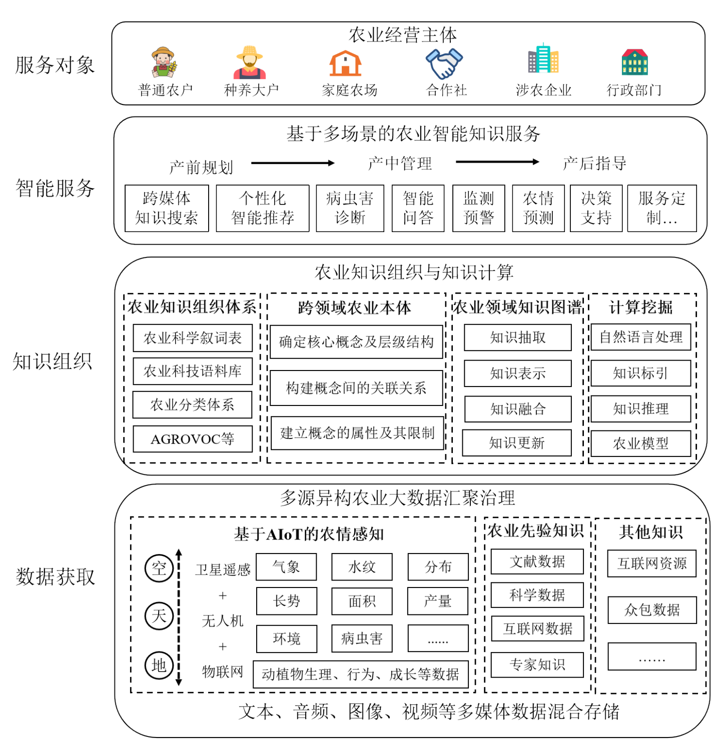


图3 农业智能知识服务研究框架

Fig. 3 Research framework of agricultural intelligent knowledge service

数据获取层主要实现基于AIoT的农情感知和农业先验知识的汇聚治理，是知识服务的数据基础。根据农业经营主体对农业知识服务智能化的需求，构建空天地AIoT为关键要素的实时农情数据感知系统，可以有效利用卫星遥感覆盖区域广、空间连续，无人机超低空多视角观测精度高、时间连续，以及地面智能物联网实时观测、信息真实的联合优势，克服单一传感器、单一途径观测的局限性，实现气象、水文、面积、动植物环境和生命信息等农情数据的全面、立体、实时、精准获取；结合科技文献（期刊、图书、工具书、会议录、科技报告、学位论文、标准、专利等）、科学数据（高校、科研团队和研究机构通过大规模观测、探测、调查和试验工作所获得的农业科学成果数据）、历史统计（政府和第三方组织收集的统计年鉴、政府发布报告以及来自

公共机构的指南、警报等）和领域专家（农业领域具有科研创新成果和教学影响力的院士、研究者和创新人才长期累积和整编的专家知识等）途径积累的农业先验知识，以及来自互联网咨询（科技政策、科技资讯、学术网站、论坛等）和基于众包技术（如运输，植物、作物、产量、天气状况等数据）获取的海量文本、音频、图像、视频等多媒体农业数据，实现农业全领域、全要素、全产业链的数据支撑。

知识组织层主要是基于农业科学叙词表、科技语料库和分类体系等农业知识体系的参考工具，通过确定核心概念及层级结构、构建概念间的关联关系和建立概念的属性及其限制等操作，指导构建完善、共享的跨领域农情本体模型，更好地刻画农业领域实体、属性、关系和过程，进一步实现基于知识图谱的跨媒体农业知识表示和知识关联融合，将海量的、离散的、结构复杂的农业数据关联起来以结构化的形式提供统一的、标准化的概念术语，最后通过行业专家和人工智能专家协作进行知识标引、挖掘、推理以及自然语言处理等知识计算技术，把知识图谱与农业内容资源紧密结合，支持计算、重组、融合、再创造产生新的农业知识对象，达到实现从数据到知识的转化目的，是实现服务智能的基础。

智能服务层是面向最终用户构建多场景的农业智能知识服务应用，以农业知识组织与知识计算的形式构建自增长模式，并自动化利用实时农情数据和农业先验知识作为支撑决策应用，才能适用于更加复杂的农业生产全流程场景，可以帮助农业经营主体针对当前环境制定更有效的产前规划、产中管理、产后指导策略，提供农业产前、产中和产后全流程的跨媒体知识检索、智能问答、服务定制、个性化智能推荐知识服务，以及产前种植规划决策支持、产中种植技术推荐、病虫害诊断、监测预警、农情预测、产后农产品的加工和销售决策支持等一系列智能知识服务。

农业智能知识服务利用空天地 AIoT 全维度农业数据监测和农业先验知识汇聚治理地获取海量多源异构数据，通过知识图谱理论及技术组织和管理农业领域知识，期望达到让机器具有像农业专家团队一样高效处理海量农业信息的能力，并根据经营主体对农业信息智能化需求提供精准的知识服务。

3.2 农业数据获取

数据获取是知识服务数据源的基础，根据数据来源渠道和数据结构特点可制定多元化定向监控与动态采集策略，主要技术包括基于空天地 AIoT 的农情感知和多源异构农业大数据汇聚治理。

3.2.1 基于空天地 AIoT 的农情感知

AIoT 是指人工智能技术与物联网的应用融合[35]，广泛应用于国防、智慧工业、公共事业等领域[36]。随着智慧农业的发展，AIoT 技术逐渐活跃在农业生产、交易、金融、管理等各个方面。作为农业智能知识服务数据获取的重要途径，构建以空天地 AIoT 为关键要素的全维度农业数据监测系统[37]，可以实时收集天气、气候数据指导耕种，获取牲畜监测、实地研究和观察、库存和预算监测、车辆和运输管理数据达到提供智慧种植和养殖指导服务的目的。在实践中，Liao 等[38] 设计了一个基于前后端分离架构的智慧农业 AIoT 系统数据处理平台，可以对农作物进行空天地全维度的实时数据监测、历史数据查询、数据可视化和异常数据报警等，为土壤环境监测系统和智能病虫害监测系统提供有效的数据保障。Chen 等[39] 利用无人机的高清摄像机、地面和地下传感器获取害虫损害和土壤条件数据，构建农业害虫检测系统，有效地提供害虫位置和受害程度，帮助农民在精确的时间和地点精准地使用农药。Liao[40] 通过空天地 AIoT 技术获取基于遥感的气象、水文、农作物生长情况等多光谱影像数据，基于无人机的农田植被健康状况等成像光谱仪数据，以及基于物联网的动植物生理行为和成长监测数据，构建面向不同空间尺度农情数据感知的智慧农业信息系统，有效指导农业生产规划。

空天地AIoT农情感知技术可以有效利用卫星遥感覆盖区域广、空间连续，无人机观测精度高、时间连续，地面智能物联网实时观测、信息真实的联合优势，克服单一途径数据获取的局限性，保障农情数据获取的全面性、立体性、实时性、连续性和精准性，为农业智能知识服务提供真实可信的数据基础。此外，依赖AIoT技术获取的农业数据能够以更加动态、系统的方式实时、持续地分析并预测农业经营主体的需求，根据分析结果自动对服务进行优化和调整，乃至能自动地适应环境、自主决策。

总之，基于空天地AIoT的农情感知将农业生产的各个物理、流程和知识环节通过智能技术有机地融合成一体，使其能够自动、自主、自适应、自优化运行，逐渐实现从以人的体力和智力为中心、农业装备为辅助设施的生产模式，向以人机协同智能体为中心，自动化、智能化、知识化的农业生产转变。

3.2.2　多源异构农业大数据汇聚治理

农业大数据涵盖基于空天地AIoT的农情感知数据、农业科技文献数据、农业科学数据、互联网开放数据以及领域专家知识等，数据来源广泛、规模庞大、类型多样、结构复杂，需要进行清洗加工、汇聚融合、存储管理等系列处理，提升数字资源的利用效率，充分发挥数据价值。常用的大数据融汇治理通常是基于数据全生命周期的，重点解决数据采集、数据转换、数据汇聚、数据管理、数据隐私、数据质量、数据评价以及数据接口服务等问题，涉及数据资源注册登记、数据统一管理、多点传输、多模态存储、可视监控分析、高性能并行计算、多渠道数据增量更新与分发等关键技术。

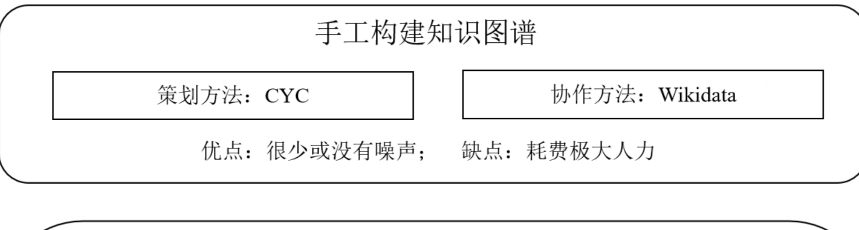
在实践中，Kamilaris等[41]介绍了通过不同传感器持续监测农业动植物生长物理环境、政府、第三方组织、网络、众包等渠道获取多源异构农业大数据的性质、维度、使用规模以及汇聚治理解决方案和使用工具等。Cravero等[42]采用PRISMA（Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analysis）分析方法对农业大数据汇聚治理方法进行综述，通过神经网络、支持向量机、决策树、贝叶斯等机器学习方法最大容量处理非结构化农业数据来生成有效关系和重构知识模式。Newton等[43]设计了澳大利亚奶牛群记录大数据汇聚治理框架，利用主题分析、内容分析、词袋模型和自然语言处理等文本分析技术处理多个奶牛场环境和生命体数据、农场业务和财务数据的以及投资农场基础设施数据等。Roukh等[44]提出一个基于云的Wallesmart智能农业大数据处理平台，通过引入Lambda、Kappa以及两者的混合体的通用体系结构，解决实时采集、处理、存储和可视化数据等问题。

农业大数据汇聚治理是提升数据质量，保证数据可持续利用的关键，为后续的农业知识组织与计算挖掘提供优质的基础数据保障。

3.3 农业知识组织与计算挖掘

多源农业知识的规范化组织管理及计算挖掘是实现智能化知识服务的重要基础，本质是建立孤立知识单元间的关联关系，挖掘隐性或潜在知识，形成体系化的知识，解决知识割裂问题。知识图谱（Knowledge Graph）[45]作为大数据时代新的数据基础设施及知识组织形式，其语义规范性和链接思想可将原本非结构、无关联的粗糙数据逐步提炼为结构化、强关联的高质知识，在实现多源多模态数据的语义关联和演化更新、场景化智能搜索、精准化推荐、知识反演推理等功能上具有强大优势，例如Knowledge Vault[46]、Freebase[47]、DBpedia[48]、Wikidata[49]、Yago[50]。图4总结了知识图谱构建的方式、基本流程、创建工具及其更多的应用实例可以参考文献［58］。

农业知识图谱在国际上已经引起广泛重视，如欧洲波兰波兹南超级计算与网络中心（Poznan Supercomputing and Networking Center，PSNC）实验室的FOODIE农业知识图谱[59]、美国Bayer Corporation的多源知识图谱[60]、国内北



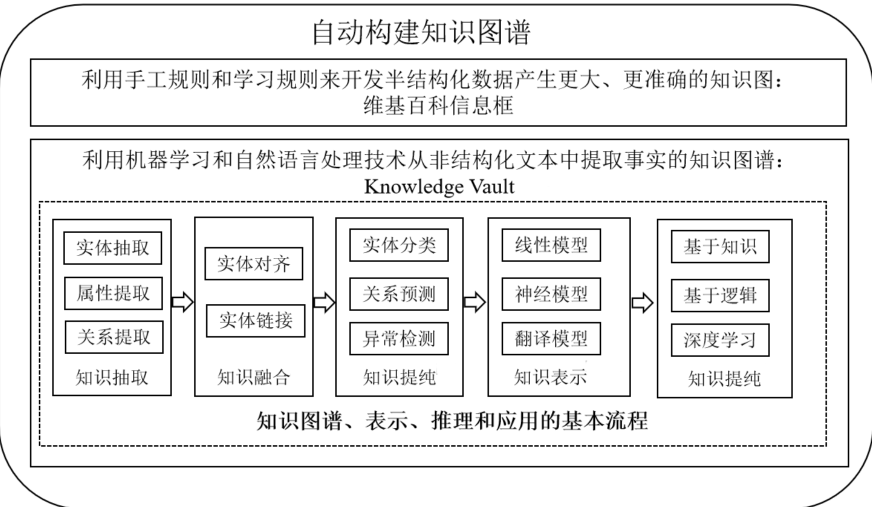


图 4　知识图谱构建方式和基本流程[46,49,51-57]

Fig.4 Construction method and basic flow of knowledge graph

京农业信息技术研究中心牵头研制的全息知识图谱库[61]、中国农业科学院农业信息研究所的农作物病虫害和水稻知识图谱[62]等。知识图谱是农业知识组织与计算挖掘的重要方式，涉及知识建模、知识抽取、知识融合和知识推理等关键技术。

3.3.1　农业知识建模

本体知识建模是知识图谱内实体连通的语义基础，需要设计概念集合和框架并对知识进行合理的组织以准确描述相关的类和属性，即实体及实体间的关系。农情本体模型的构建是基于农业科学叙词表（Chinese Agricultural Thesaurus，CAT）、科技语料库和分类体系等农业知识组织体系来确定核心概念及其属性与限制、层级结构及概念间的关联关系，通常采用基于本体编辑软件的手工构建方式，也可以通过基于规则、条件随机场等方法进行自动抽取[63]。如基于 Levy Flight 分布式优化算法的农情本体模型抽取方法[64]有效克服传统的利用向量空间抽取本体造成的维度不确定和语义数据不足等问题。为了充分考虑气象、害虫和土壤等领域对农业生产的因素，Deepa 和 Vigneshwari[65]通过结合文本相似性和朴素贝叶斯算法的术语关系识别方法，利用基于规则的形式概念分析和映射实现了跨领域农情本体抽取。Goldstein 等[66]设计了一种评估农业本体抽取有效性的方法，充分考虑农业本体对研究和实际应用的价值。

目前农情本体模型构建相关研究成果颇丰，技术方法相对成熟，实践中通常需要考虑概念划分的合理性、属性定义的方式、概念体系的可扩展性等若干因素，以保证知识建模的科学性和系统性。

3.3.2　农业知识抽取

知识抽取是指从大量不同来源、不同数据中抽取实体、关系、属性等要素，是自动化构建大规模知识图谱的重要技术，知识抽取的完整性和准确率将直接影响知识图谱的质量。农业知识抽取主要包括实体抽取和关系抽取两个任务。农业实体是农业知识图谱的核心单元，实体抽取的完整性、准确率和召回率将直接影响知识图谱的质

量[67]。传统的实体抽取方法，如隐马尔可夫[68]、最大熵[69]和支持向量机[70]等应用场景多为单一文本模态，且需要大量的标注语料基础。农业数据分布广泛、类型多样、结构各异，具有文本、音频、图像、视频等多媒体特性，通常采用基于深度学习模型的实体抽取方法[71, 72]。关系抽取是指从文本/图像/视频中自动检测和识别实体间的语义关系，应用较广的方法有Feature engineering[73]、kernel[74]、graph[75]模型及基于深度学习的循环神经网络（Recurrent Neural Networks，RNN）[76]和长短期记忆网络（Long Short Term Memory，LSTM，一种特殊的循环神经网络）[77]。

农业数据往往存在着大量的文本描述和图像视频素材，针对多模态混合农业数据的知识抽取研究主要有卷积神经网络（Convolutional Neural Network，CNN）[78]、注意力机制结合LSTM[79]等深度学习方法，如包括内嵌多个语义异构元素的递归神经网络的自训练框架[80]、扩展的图卷积神经网络可以有效地并行处理任意依赖结构[81]、基于自然语言生成图神经网络参数的方法可以使神经网络能够对非结构化文本输入进行关系推理[82]。此外，来自变压器的双向编码器表示（Bidirectional Encoder Representation from Transformers，BERT）模型[83]可以用于关系抽取和语义角色标注，还可以提取人物之间的关系，减少噪声数据对关系提取模型的影响[84]。针对农业有害生物信息提取过程中传统命名实体识别方法依赖人工字典、特征提取不足的问题，Lun和Hui[85]提出了一种基于预训练BERT的农业知识抽取方法，结合农业实体文本的特殊性和场景图像的特征，利用多模态语义和结构表示进行关系预测达到快速、精准的农业知识抽取。Qiao等[86]引入BERT预训练语言模型，结合农业文本和图像特征构建联合知识抽取方法，实现农业多模态实体的抽取、模态内和跨模态实体关系的关联与发现。赵鹏飞等[87]提出一种融合BERT字级特征与外部词典特征的命名实体识别方法，可以提高模型对罕见或未知实体的识别准确率，缓解一词多义的问题。

总体来看，农业多模态数据实体之间的关系主要通过获取跨媒体信息的语义和结构表示来提取包含实体的文本语料和场景图像特征来进行关系预测，基于深度学习的实体关系抽取方法是目前的主流方向，可以有效结合各模态数据特征，确保最大程度抽取农业不同模态实体的语义信息。

3.3.3 农业知识融合

知识融合是指将不同来源的知识进行对齐与合并，解决知识图谱的异构问题，使得知识连接更加稠密，包含图谱模式层和数据层两个方面的融合。图谱模式层知识融合是对多个知识库进行概念对齐，主要包括实体对齐和跨语言融合技术，实体对齐是在本体之间进行概念映射，基于本体之间的相似性，如属性名、类型和值的相似性发现异构本体之间隐藏的关系[88]。跨语言融合技术有利于知识在世界范围内的共享，可以提高机器对不同语言的自动集成能力，从而构建大规模的跨语言知识基于覆盖重要的知识库。数据层知识融合主要面向实体链接和实体解析，其中，实体链接将从文本中提取的实体与知识库中对应的实体对象进行链接，关键在于实体识别，包括识别相似实体和共存实体的模糊性[89]。常用的知识融合方法有：①通过本体实体标签和外部本体的子图匹配来丰富等价实体的邻域[90]；②借助简单约束条件实现知识图谱的嵌入[91]；③利用对应向量间的余弦相似度来度量问题与实体之间的相关性等[92]。

针对海量数据的处理，Tai等[93]提出了Hykfice（Hybrid Knowledge Fusion and Inference on Cloud Environment）系统，可以在云上并行计算，并控制知识融合和推理混合执行的时间。考虑到农业多模态数据之间的异构性，文本或图像任一单模态的知识融合会使得文本特征向量与图像实体特征向量间的链接映射对齐变得极为困难，目前主流的农业知识融合方法主要是利用深

度学习。例如，Qin和Yao[94]针对通过遥感、无人机、近地传感器等获取的不同时空尺度的海量数据集，利用深度学习获取文本和图像之间的互补特征并进行组合，实现农业数据的全面融合。Moshou和Pantazi[95]提出一种基于词向量和语义余弦距离计算相似度的多模态农业知识融合方法，可以有效融合不同数据源中同一农业实体的不同属性。随着农业知识图谱规模的扩大和实体数量的增加，需要对大量不同来源的数据和知识进行融合，多采用知识库对齐方法[96]。

针对农业（文本、图像和视频）多模态数据，由于图像知识与文本知识之间存在异构性，分别对二者进行单独嵌入会使实体对齐变得极为困难，因此，在联合嵌入结果的基础上，根据农业实体在低维语义空间中的距离，实现图像-文本农业实体对齐。在这个过程中，遇到了两个挑战，包括同义词和多义词[97]。如叶斑病是不同农作物叶部斑点病的总称，包括黑斑病、赤斑病、漆斑病。其中玉米叶斑病又称条纹病、煤鞘病、叶枯病或叶斑病。

综上，如何准确、高效地对齐实体是未来农业知识融合研究的重点之一，也是农业知识图谱构建中的重点工作。

3.3.4 农业知识推理

知识推理是指基于知识图谱中已有的事实或关系推断出新的事实、关系、公理以及规则等，主要技术方法包括基于描述逻辑的推理、基于图结构的推理、基于分布式表示学习的推理、基于神经网络的推理及混合推理等[57]。随着近年来深度学习等智能技术的发展，相关研究成果不断涌现，如基于规则和神经网络的联合推理方法[98]，概念图与语义网相结合的自动知识推理方法[99]等。在农业知识图谱中，存在节点、关系和属性三种数据存储方式。将具有唯一性的数据存储为节点，如小麦、玉米、大豆等；将重复性很高的数据存储为属性，如农业动物心率、体温等生理特征指标，采食、活动等个体行为指标，体重、产量等生产指标，农业植物株高、颜色等微观指标以及长势、产量等宏观指标；将具有重要语义信息的数据存储为关系，如遥感、无人机和测报设备等。通过设置合理的数据存储方式，一方面可减少语义信息较少的冗余节点，另一方面可减少相邻节点过少的孤立节点，从而提高图谱中有效知识的密度。

目前，知识图谱在农业领域中的诸多应用已被报道，包括知识图谱对农业生产结构的优化[100]、基于本体的农业知识管理系统[101]、面向智能农业的农业本体构建框架[102]、基于半结构化数据的中国气象与农业知识图谱[103]、自动整合互联网上的海量农业数据[104]、变速灌溉施肥控制农作物灌溉系统[105]。Zhang等[106]介绍了国内外知识图谱在农业领域的研究与应用现状，并针对国内农业领域知识图谱的构建和应用，提出了系统的解决方案和途径。农业知识推理主要利用知识图谱补全方法预测农业知识图谱中实体和属性之间关系，常见应用场景包括农业动植物病虫害诊断和管理等，已有相应的研究实践。Guan等[107]利用病虫害文本和图像特征构建与症状相关联的果树病虫害知识图谱，并通过知识表示模型对农业领域知识进行编码，结合病虫害文本和图像联合表示向量进行知识推理，实现果树病虫害准确预测。Fajri等[108]提出一种基于框架和规则的知识图谱构建与推理的方法用来确定花生植株是否感染某些疾病。Nascimento等[109]利用专家知识开发了一种手持式病虫害诊断工具，用于辅助诊断商品柚木的重要虫害。Damos[110]开发的害虫专家系统利用本体和语义知识表示技术模拟病虫害对农作物的影响能力。Babalola等[111]将病虫害模型与作物模型结合起来设计提出基于知识推理的病虫诊断建模的模块化方法。张善文等[112]基于知识图谱应用双向长短期记忆网络（Bi-Directional Long Short-Term Memory，Bi-LSTM）来实现小麦条锈病的预测，为小麦条锈病的预测预警提供科学依据。知识推理可以自动完成辅助决策和质量评估，保证数据质量，提高农业知识的可靠性和准确性。

由于农业中不同模态实体间的关系种类与层级繁多，通过多源异构农业大数据汇聚治理层生成的农业知识图谱虽然数据量巨大，但在构建过程中难免会因为各种原因导致基础关系缺失，导致构建的农业知识图谱不够完整。知识图谱是否完整直接影响到知识图谱推理的应用[113]。因此，为了有效适应农业内容的动态演化，需要结合农业经营主体对农业信息的需求，利用人机协同知识标注方法构建农业多模态知识图谱。在农业本体标注的基础上，引入人类智慧对标注结果进行定期的纠错和更新，并利用修正过的农业语义概念信息对动植物环境及生命特征提取与状态识别等语义标注模型进行进一步更新和优化，改善语义标注算法在后续标注当中的准确率。Shi等[114]以文本爬虫获取的农业问答数据和科普数据为原始数据，选取标签建立包括农作物、农药和病虫害三大类的农作物画像，并利用图形数据库存储和显示这些画像数据。Dung等[115]提出了一套农业领域垂直知识图谱构建方法、计算框架以及实际应用系统，利用农业知识推理调节小型涉农企业的种植规划。

3.4 农业智能知识服务

农业知识服务的目标是实现知识与应用场景动态匹配，为农业生产经营主体提供产前规划、产中管理、产后指导的全流程知识检索、知识问答、个性化推荐以及决策支持等智能服务[116]。

3.4.1 农业跨媒体检索

随着农业知识的迅猛增长、农业知识类型和结构不断复杂化，文本、图像、视频和音频等不同模态的媒体并存，传统基于内容特征相似性的单一媒体搜索已经无法满足对多模态农业知识的检索需求，如何突破多媒体资源间表达界限，获取不同类型及结构的多媒体数据之间的潜在关联关系，实现基于语义相关性的跨多媒体检索成为当前农业知识服务的热点。跨媒体检索技术的难点是消除不同媒体间存在的异构鸿沟，早期多采用大量人工标注方式，后期则采用基于机器学习、条件随机模型、主题模型和深度学习等方法。如Chen等[104]提出的农业跨媒体知识检索方法，可以从非结构化文本中自动识别农业实体，在检索农业动植物名称时，可同时呈现包括文字、图片、视频和音频等属性信息和其他相关信息。王丹丹等[117]开发的跨媒体水稻知识搜索平台，通过文本和图像模态的稻田数据进行差异性知识提取，利用水稻知识图谱完成检索任务。张海瑜等[118]搭建的粮食作物跨媒体知识检索系统，在构建语义知识图谱中收集大量专有词汇，并对其进行分词及词性标注，使农户更加准确、及时地解决检索问题，在实际生产过程中提高效率。

农业跨媒体知识搜索相比于传统的信息搜索更便于农业经营主体使用，提高农业知识的传播效率，且适合不同用户的阅读习惯。

3.4.2 农业智能问答

华盛顿大学Etzioni[119]于2011年在*Nature*上发表文章指出：“以直接而准确的方式回答用户自然语言提问的自动问答系统将构成下一代搜索引擎的基本形态”。智能问答技术因其支持用户自然语言输入、精准捕获用户意图、准确反馈答案等特点日益成为信息智能服务的研究热点。早期的问答系统大多是基于相似度匹配的，需要事先准备大量问答库。知识图谱技术因其强大的知识表示和推理能力，进一步提升了智能问答系统的性能和扩展性[120]，尤其是通过构建面向专业领域的知识图谱，可以实现更加复杂的问答应用。如Chen等[121]搭建的农业技术知识问答系统，用户能以文字或图像形式进行提问，系统基于知识图谱给出关联的农业知识和链接。Kalita等[122]开发的水稻问答系统，可以针对水稻整个生命周期中发生的问题或疾病进行问答。薛慧芳[123]设计的农业信息智能问答系统，根据用户的喜好构建兴趣树并预测用户的兴趣，为其推荐一系列与之相关的农业信息。

总之，随着大数据和智能时代的来临，基于智能问答的知识搜索与获取需求会越来越强烈，将成为信息服务向智能知识服务升级的重要推

动力。

3.4.3 个性化推荐技术

农业生产具有明显的动态多变性、区域多样性和周期变化性，通用的信息服务系统往往难以满足农业生产经营管理的个性化和专业化需求，导致知识供需的不匹配。个性化推荐技术由于融入了情景因素和用户特征，进而可以提供更加针对性的精准服务。

裘进和李秋霞[124]设计的农业信息个性化推荐服务平台通过融入农业情境特点、用户搜索浏览行为、特征和偏好等要素，为涉农用户推荐更加符合真实需求的农业信息。惠银帆[125]提出的农业种植技术个性化推荐系统通过获取和分析用户当前行为特征来确保推荐种植技术的准确性和实时性。贾伟洋[126]开发的个性化推荐系统，通过基本信息和内容偏好的子画像聚类得到群组用户画像，利用基于用户兴趣贴近度的协同过滤算法将推荐结果进行加权融合推送给用户，提高系统推荐服务的质量以及个性化程度。近年来，随着知识图谱技术的发展，基于知识图谱的个性化推荐系统研究逐步深入，知识图谱可以更细粒度描述用户特征、提高相似度计算的准确性、丰富推荐结果，从而提升个性化推荐系统的性能。国帅[127]搭建的农业信息服务个性化推荐系统，通过构建面向农业综合信息服务应用的农业领域本体，结合用户诉求、用户情感和用户兴趣度来构建用户画像，综合考虑农业综合信息服务平台的结构特性以及已构建的用户模型和图谱信息，对用户进行精准个性化推荐。王梦瑶[128]开发的农产品电商个性化推荐系统，通过构建基于农产品领域知识图谱的群组动态用户画像，在组内采用动态画像与协同过滤的混合推荐算法实现个性化推荐。

个性化推荐针对农业经营主体的特点和需求，提供实时、准确、全面的农田环境和农作物生长状态监测，还可以通过打通区域特色农业产供销数据和国内农产品相关市场信息，进行产业全景分析、产供销平衡分析及产业监测预警预测，实现农产品产供销精准对接，产供销知识服务和行业经验智能推荐。

3.4.4 农业决策支持

随着农业信息技术的广泛应用，利用农业决策支持系统指导农业生产和辅助决策已经十分普遍，典型的应用场景有农情监测、生产指导、市场分析、预测决策等。

美国夏威夷大学推出的农业技术推广决策支持系统DSSAT（Decision Support System for Agrotechnology Transfer）[129]是一种基于作物模拟模型的决策支持系统，能够应用计算、回答问题等方式为用户提供决策支持；Paredes等[130]搭建的蔬菜价格预测系统，应用历史价格数据的分析，构建价格数据预测模型，为墨西哥农民提供更好的决策支持信息；Ballot等[131]使用案例匹配提出了一个模拟连续作物产量农业智能决策支持，以冬小麦和蚕豆为例，将农田土壤、气象、经济和社会数据结合起来，为农户提供最有价值的农业指导，并对系统的长期可持续运行进行评价。在国内，尽管农业决策支持系统的研究与应用较国外起步较晚，但发展很快，相继推出了农产品监测预警系统、水稻施肥专家系统、小麦-玉米智能决策系统等经典的农业决策支持系统，有力支撑了中国农业现代化发展。如庄家煜等[132]构建了基于深度学习LSTM的多种农产品供需预测模型，实现对稻谷、小麦、玉米、等9种主要农产品供需进行分析预测，为多区域、跨期的农业展望工作提供智能化技术支持。李志博等[133]推出的水稻冠层变量施氮决策系统，通过检测土壤中氮素含量并构造变量施氮模型实现对水稻冠层含氮量的诊断，并提出变量施加氮肥的决策方案进行精准投放氮肥，有效提高水稻产量同时避免出现贪青、倒伏现象。王鸿玺等[134]开发的冬小麦和夏玉米精准控灌决策支持系统，既满足政府对区域地下水开采的调控需求，也满足不同经营规模农户用水管理的需求。华中农业大学提出了一个在变化的经济环境下的农户决策行为仿真模型[135]，中科院自动化提出了以满足种

植需求为主要目标并基于作物模型的排产智能计算方法[136]。

总之，在新型信息技术、人工智能技术的推动下，特别是知识图谱的深入应用，农业决策支持系统在技术趋势上呈现出智能化、融合化和分布化的特点，即借助深度学习、知识图谱理念与方法，存储并分析不同领域的专家知识，在各种可能的解决方案之间进行智能化选择，从而实现面向高度复杂任务的决策支持，推动农业智能决策支持对农业生产与经营的“融入环境，嵌入过程”。

4　挑战与展望

4.1 难点及挑战

虽然目前农业智能知识服务领域的研究与实践取得了一定进展，但仍面临如下挑战。

（1）多源跨领域农情数据已成为现代农业重要资源要素和战略资源。作为农业智能知识服务数据获取的重要途径，空天地 AIoT 全维度的农情感知的难点在于布设农业物联网成本较高，且在数据采集、传输与平台接口、传感器等技术标准上存在缺失。尤其在长周期、长序列农情数据的低成本可持续获取方面，农业实时知识挖掘与发现的集成度较低。虽然大数据、云计算、物联网等技术的发展促进了天空地多维农业知识获取的任务准确率的不断提高，但距离实现大规模海量多领域农业知识服务还有很大差距。此外，农情数据源“单一”、知识“更新不及时”，精细管理不足、服务供需“脱节”，缺乏高精度、大范围作物生产智慧监测手段，很难达到多源、多尺度、多维、多媒体关键参数时空融合的农情智慧高精度监测。

（2）在农业模型的计算效率和泛化方面，农业模型的处理准确率较低。虽然机器学习、计算机视觉、自然语言处理和语音识别等领域的发展促进了农业智能服务任务准确率的不断提高，但多模式协同的农情反演、预测及智能计算不足以支撑农业产业上中下游科学决策，距离实现高水平人工智能还有很大差距。

（3）当前阶段农业知识存在碎片化、分散化从而导致高经济价值的多领域跨媒体农情知识和规则很难被有效的发掘，构建结合农学、气象学、水文学、经济学、社会学等理论与事实案例的跨领域农情本体十分困难，难以建立多领域、多媒体、多场景农情特征数据在高层语义空间的统一全局视图。

（4）在大规模农业知识图谱的工程化方面，农业知识图谱的专业度较低。目前农业知识图谱普遍存在规模小、模态单一、领域单一等问题，可获取的知识非常局限，亟需研发建立大规模、多模态、跨媒体的农业知识图谱。

（5）在农业知识挖掘的智能化水平以及农业知识服务的精准化方面，农业知识服务的智能化程度较低。面对传统农业信息服务不充分、知识供需矛盾突出等问题，基于经营主体需求的线上线下交互、自适应协同、云网端无缝耦合和个性化信息推荐等智能服务场景日渐增多，尽管基于机器学习、人工智能技术的知识挖掘分析、精准匹配、智能推荐被广泛应用，但海量的农业数据和有价值的农业知识供需不平衡是亟待解决的难题，也限制了下游任务的鲁棒性、可信度与性能提升。

4.2 展望及建议

随着边缘计算、大数据、人工智能、物联网、元宇宙等新型技术与现代农业的交叉融合发展，农业智能知识服务未来将在以下几个方面加快发展。

（1）在农业数据获取方面，重视低成本可持续的农业农村信息化基础设施建设，加强农业传感器等关键数据采集设备与技术自主研发，加强农作物育种生长、农业资源环境、动物疫病、植物病虫害等多领域、多终端、多模态农情信息的精准感知监测、采集、融汇和分析，加快完善基于 AIoT 技术的天空地一体化农情全息感知技术

体系，建立多源多尺度农业大数据知识融合策略，创建“数据+知识”协同的农业实时知识挖掘与发现模型，构建全国网格化全链条农情数据监测与共享体系。

（2）在农业模型构建方面，加强农业模型与感知技术的结合，在多源跨领域农业知识获取、关联发现、迭代演化、反演预测、检索与问答等关键技术方面尝试添加或替换模块。构建多模式协同的农情反演、预测及智能计算体系，研究植物生长监测、舆情预测、农情反演等产量价格预测等技术和模型，面向自育种、种植到粗加工、深加工、组装、运输仓储、销售、消费的农业全链条过程中的农情信息需求，加快全产业链农业模型的自主研发，推动农业模型、人工智能及数据分析技术在智慧农业中的应用落地。

（3）在农业知识组织方面，重视基础性农业知识语料库的建设，加强农业领域知识图谱构建工具研发和工程化应用，加快实用性农业知识图谱的建设。在技术上，建立大规模、多模态、跨媒体的农业知识图谱，重点提升农业知识提取与语义关联的准确性，可参考跨媒体知识图谱构建的前沿方法，来提升农业知识动态生成、语义关联和演化更新任务的性能，同时发挥不同模态数据中所包含知识的互补性，相互增强、相互补充，可以利用多模态数据进一步补全知识图谱，提升多模态农业知识服务任务的效率。

（4）在农业智能知识服务技术方面，建立融合知识组织和机器学习的智能知识服务模式，构建“知识+场景”双向驱动的农业知识服务体系，加快认知搜索、知识匹配、智能问答、个性化服务等关键技术研发，基于经营主体需求的线上线下交互、自适应协同、云网端无缝耦合和个性化信息推荐等智能服务场景，实现农业知识服务向个性化、精准化和智能化升级。

（5）在应用推广方面，加大高效农业技术与市场结合的力度，不断完善国家农业信息服务体系，形成政府统筹、部门协作、社会参与的社会化服务格局。加快新型农业经营主体的培育，增强其农业知识获取和运用能力，促进农业知识转化为农业生产力。

参考文献：

[1] 赵黎. 成功还是失败? 欧盟国家农业知识创新服务体系的演变及其启示[J]. 中国农村经济, 2020, 7: 122-144.
ZHAO L. Success or failure? The evolution of agricultural knowledge and innovation system in the EU countries and its implications for China[J]. Chinese Rural Economy, 2020, 7: 122-144.

[2] TING D S W, LIN H, RUAMVIBOONSUK P, et al. Artificial intelligence, the internet of things, and virtual clinics: Ophthalmology at the digital translation forefront[J]. The Lancet Digital Health, 2020, 2(1): e8-e9.

[3] FIELKE S, TAYLOR B, JAKKU E. Digitalisation of agricultural knowledge and advice networks: A state-of-the-art review[J]. Agricultural Systems, 2020, 180: ID 102763.

[4] JORDAN A, PATCH H M, GROZINGER C M, et al. Economic dependence and vulnerability of United States agricultural sector on insect-mediated pollination service[J]. Environmental Science & Technology, 2021, 55(4): 2243-2253.

[5] KOPP R E. Land-grant lessons for Anthropocene universities[J]. Climatic Change, 2021, 165(1): 1-12.

[6] CUTHBERTSON C, BRENNAN A, SHUTSKE J, et al. Developing and implementing farm stress training to address agricultural producer mental health[J]. Health Promotion Practice, 2022, 23(1): 8-10.

[7] AYAZ M, AMMAD-UDDIN M, SHARIF Z, et al. Internet-of-Things (IoT)-based smart agriculture: Toward making the fields talk[J]. IEEE Access, 2019, 7: 129551-129583.

[8] CARVAJAL-YEPES M, CARDWELL K, et al. A global surveillance system for crop diseases[J]. Science, 2019, 364(6447): 1237-1239.

[9] VILLA A, EDWARDS G T C, et al. Internet of Things in arable farming: Implementation, applications, challenges and potential[J]. Biosystems Engineering, 2020, 191: 60-84.

[10] SUTHERLAND L A, LABARTHE P. Should 'Impartial' Advice be a priority of European agricultural and rural policies?[J]. EuroChoices, 2022, 21(1): 15-22.

[11] MUPEPELE A C, BRUELHEIDE H, BRÜHL C, et al. Biodiversity in European agricultural landscapes: Transformative societal changes needed[J]. Trends in Ecology & Evolution, 2021, 36(12): 1067-1070.

[12] ALIYU B, ABDULWAHAB U M, ALABEDA J O. The impact of financial reporting regulations on sus-

tainability accounting in Nigeria: Preception of users and preparers[J]. Journal of Agripreneurship and Sustainable Development, 2020, 3(1): 29-39.

[13] NGO V M, KECHADI M T. Crop knowledge discovery based on agricultural big data integration[C]// 4th International Conference on Machine Learning and Soft Computing. Broadway, New York, USA: ACM Digital Library, 2020: 46-50.

[14] CALVARESI D, CALBIMONTE J P, DUBOSSON F, et al. Social network chatbots for smoking cessation: agent and multi-agent frameworks[C]// 2019 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence (WI). Piscataway, New York, USA: IEEE, 2019: 286-292.

[15] SUN Z, DI L, HEO G, et al. GeoFairy: Towards a one-stop and location based Service for Geospatial Information Retrieval[J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2017, 62: 156-167.

[16] KLINGENBERG C O, JUNIOR J A V A, MÜLLER-SEITZ G. Impacts of digitalization on value creation and capture: Evidence from the agricultural value chain[J]. Agricultural Systems, 2022, 201: ID 103468.

[17] ATIK C, MARTENS B. Competition problems and governance of non-personal agricultural machine data: Comparing voluntary initiatives in the US and EU[J]. JRC Working Papers on Digital Economy, 2021, 12: ID 370.

[18] WECHT C, NACHTMANN M, KOPPENHAGEN F. BASF: Precision farming with lark bread initiative[M]. Cham: Springer, 2021.

[19] DERKACH O D, MYKHAYLICHENKO Y M. Digital agriculture: The experience of Ukraine[J]. Mechanization in Agriculture & Conserving of the Resources, 2021, 67(2): 52-56.

[20] SHTALTOVNA A. Knowledge gaps and rural development in Tajikistan: Agricultural advisory services as a panacea?[J]. The Journal of Agricultural Education and Extension, 2016, 22(1): 25-41.

[21] RUBANGA D P, HATANAKA K, SHIMADA S. Development of a simplified smart agriculture system for small-scale greenhouse farming[J]. Sensors and Materials, 2019, 31(3): 831-843.

[22] 中华人民共和国农业农村部. "三电合一": 农业综合信息服务平台[EB/OL]. [2022-11-18]. http://www.moa. gov. cn/ztzl/12316/bbx/201203/t20120313_2506888.htm.

[23] 中国新闻网. 中国五年内将建设十五万人科技特派员队伍[EB/OL]. [2022-11-18]. https://www. chinanews.com/gn/news/2009/06-05/1722892.shtml.

[24] 中国农业信息网[EB/OL]. [2022-11-18]. http://www.agri.cn/V20/ZX/zxfb/.

[25] 农搜-中文农业搜索引擎[EB/OL]. [2022-11-18]. http://www.sdd.net.cn.

[26] 中国搜农网[EB/OL]. [2022-11-18]. http://www. sounong.com.

[27] 万方数据. 知识服务平台[EB/OL]. [2022-11-18]. http://wanfangdata.com.cn.

[28] 全国农业科教云平台[EB/OL]. [2022-11-18]. http://www.xinzn.net.cn/.

[29] 豌豆荚. 云上智农下载[EB/OL]. [2022-11-20]. https://www.wandoujia.com/apps/8124870.

[30] 农业专业知识服务系统[EB/OL]. [2022-11-20]. http://agri.ckcest.cn/index.html.

[31] 北京市农林科学院信息技术研究中心. 农业大数据智能[EB/OL]. [2022-11-20]. http://www.nercita.org.cn/research.

[32] 湖南省科学技术信息研究所. 基于云计算的湖南省农村农业信息化综合服务平台创建与应用[EB/OL]. [2022-11-20]. http://www. hninfo. org. cn/yjcg/kycg/201804/t20180409_341643.html.

[33] 凤凰网财经. 首个农民丰收节到来,和而泰C-Life智慧农业标准化种植为"三农"助力[EB/OL]. [2022-11-20]. https://finance.ifeng.com/c/7gNAHdowr5l.

[34] PATEL K, PATEL H B. A state-of-the-art survey on recommendation system and prospective extensions[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 178: ID 105779.

[35] SERRANO M, DANG H N, NGUYEN H M Q. Recent advances on artificial intelligence and internet of things convergence for human-centric applications: internet of things science[C]// Proceedings of the 8th International Conference on the Internet of Things. Broadway, New York, USA: ACM Digital Library, 2018.

[36] 吴吉义, 李文娟, 曹健, 等. 智能物联网AIoT研究综述[J]. 电信科学, 2021, 37(8): 1-17.
WU J, LI W, CAO J, et al. AIoT: A taxonomy, review and future directions[J]. Telecommunications Science, 2021, 37(8): 1-17.

[37] 吴文斌, 史云, 周清波, 等. 天空地数字农业管理系统框架设计与构建建议[J]. 智慧农业, 2019, 1(2): 64-72.
WU W, SHI Y, ZHOU Q. Framework and recommendation for constructing the SAGI digital agriculture system[J]. Smart Agriculture, 2019, 1(2): 64-72.

[38] LIAO Y, YU N, ZHOU G, et al. A wireless multi-channel low-cost lab-on-chip algae culture monitor AIoT system for algae farm[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 193(4): 208-214.

[39] CHEN C J, HUANG Y Y, LI Y S, et al. An AIoT based smart agricultural system for pests detection[J]. IEEE Access, 2020, 8: 180750-180761.

[40] LIAO H. Smart agricultural tourism information system (SATIS) based on data mining and rural revitalization estimation through remote sensing images[C]//

2022 International Conference on Sustainable Computing and Data Communication Systems (ICSCDS). Piscataway, New York, USA: IEEE, 2022: 1570-1573.

[41] KAMILARIS A, KARTAKOULLIS A, PRENAFETA-BOLDÚ F X. A review on the practice of big data analysis in agriculture[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 143: 23-37.

[42] CRAVERO A, PARDO S, SEPÚLVEDA S, et al. Challenges to use machine learning in agricultural big data: A systematic literature review[J]. Agronomy, 2022, 12 (3): ID 748-756.

[43] NEWTON J E, NETTLE R, PRYCE J E. Farming smarter with big data: Insights from the case of Australia's national dairy herd milk recording scheme[J]. Agricultural Systems, 2020, 181: 102811-102819.

[44] ROUKH A, FOTE F N, MAHMOUDI S A, et al. Big data processing architecture for smart farming[J]. Procedia Computer Science, 2020, 177: 78-85.

[45] SINGHAL A. Introducing the knowledge graph: Things, not strings[J]. Official Google Blog, 2012, 5: 16-24.

[46] JI S, PAN S, CAMBRIA E, et al. A survey on knowledge graphs: Representation, acquisition, and applications[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2021, 33(2): 494-514.

[47] BOLLACKER K, EVANS C, PARITOSH P, et al. Freebase: a collaboratively created graph database for structuring human knowledge[C]// 2008 ACM SIGMOD international conference on Management of data. Broadway, New York, USA: ACM Digital Library, 2008: 1247-1250.

[48] BIZER C, LEHMANN J, KOBILAROV G, et al. Dbpedia-a crystallization point for the web of data[J]. Journal of Web Semantics, 2009, 7(3): 154-165.

[49] VRANDECIC D, KROTZSCH M. Wikidata: A free collaborative knowledgebase[J]. Communications of the ACM, 2014, 57(10): 78-85.

[50] SUCHANEK F M, KASNECI G, WEIKUM G. Yago: A large ontology from wikipedia and wordnet[J]. Journal of Web Semantics, 2008, 6(3): 203-217.

[51] LEBAT D B. CYC: A large-scale investment in knowledge infrastructure[J]. Communications of the ACM, 1995, 38(11): 33-38.

[52] HAN X, SUN L, ZHAO J. Collective entity linking in web text: a graph-based method[C]// 34th international ACM SIGIR conference on Research and development in Information Retrieval. Broadway, New York, USA: ACM Digital Library, 2011: 765-774.

[53] PAULHEIM H. Knowledge graph refinement: A survey of approaches and evaluation methods[J]. Semantic Web, 2017, 8(3): 489-508.

[54] ZHANG F, WANG X, LI Z, et al. TransRHS: A representation learning method for knowledge graphs with relation hierarchical structure[C]// Proceedings of the Twenty-Ninth International Conference on International Joint Conferences on Artificial Intelligence. Yokohama, Japan: Spring, 2021: 2987-2993.

[55] NAYYERI M, VAHDATI S, et al. Knowledge graph embeddings with projective transformations[C]// Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. Palo Alto, California, USA: AAAI Press, 2021, 35(10): 9064-9072.

[56] CENIKJ G, SELJAK B K, EFTIMOV T. FoodChem: A food-chemical relation extraction model[C]// 2021 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI). Piscataway, New York, USA: IEEE, 2021.

[57] YANG F, YANG Z, COHEN W W. Differentiable learning of logical rules for knowledge base reasoning[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017(12): 2316-2325.

[58] HOGAN A, BLOMQVIST E, et al. Knowledge graphs[J]. ACM Computing Surveys (CSUR), 2021, 54 (4): 1-37.

[59] PALMA R, BRAHMA S, ZINKE C, et al. Linked data usages in DataBio[M]. Big Data in Bioeconomy. Cham: Springer, 2021: 91-111.

[60] HAASE P, HERZIG D M, KOZLOV A, et al. metaphactory: A platform for knowledge graph management[J]. Semantic Web, 2019, 10(6): 1109-1125.

[61] 张萌, 董伟, 钱蓉, 等. 安徽省植保大数据平台建设与应用展望[J]. 农业大数据学报, 2020, 2(1): 36-44.
ZHANG M, DONG W, QIAN R, et al. Construction and application prospect of big data platform for plant protection in Anhui Province [J]. Journal of Agricultural Big Data, 2020, 2(1): 36-44.

[62] 吴赛赛, 周爱莲, 谢能付, 等. 基于深度学习的作物病虫害可视化知识图谱构建[J]. 农业工程学报, 2020, 36(24): 177-185.
WU S, ZHOU A, XIE N, et al. Construction of visual knowledge map of crop diseases and pests based on deep learning [J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36 (24): 177-185.

[63] WANG D, LIU J, ZHU A, et al. Automatic extraction and structuration of soil−environment relationship information from soil survey reports[J]. Journal of Integrative Agriculture, 2019, 18(2): 328-339.

[64] RAJENDRAN D, VIGNESHWARI S. Design of agricultural ontology based on levy flight distributed optimization and Naïve Bayes classifier[J]. Sādhanā, 2021, 46(3): 1-12.

[65] DEEPA R, VIGNESHWARI S. An effective automated ontology construction based on the agriculture domain[J]. ETRI Journal, 2022, 44(4): 573-587.

[66] GOLDSTEIN A, FINK L, RAVIS G. A framework for evaluating agricultural ontologies[J]. Sustainability, 2021, 13(11): ID 6387.

[67] CHEN X, JIA S, XIANG Y. A review: Knowledge reasoning over knowledge graph[J]. Expert Systems with Applications, 2020, 141: ID 112948.

[68] FU G, LUKE K K. Chinese named entity recognition using lexicalized HMMs[J]. ACM SIGKDD Explorations Newsletter, 2005, 7(1): 19-25.

[69] LI P, WANG M, WANG J. Named entity translation method based on machine translation lexicon[J]. Neural Computing and Applications, 2021, 33(9): 3977-3985.

[70] ISOZAKI H, KAZAWA H. Efficient support vector classifiers for named entity recognition[C]// COLING 2002: The 19th International Conference on Computational Linguistics. Broadway, New York, USA: ACM Digital Library, 2002.

[71] LAMPLE G, BALLESTEROS M, SUBRAMANIAN S, et al. Neural architectures for named entity recognition[J/OL]. arXiv:1603.01360, 2016.

[72] YAO L, HUANG H, WANG K W, et al. Fine-grained mechanical Chinese named entity recognition based on ALBERT-AttBiLSTM-CRF and transfer learning[J]. Symmetry, 2020, 12(12): ID 1986.

[73] CHEN Y, YANG W, WANG K, et al. A neuralized feature engineering method for entity relation extraction[J]. Neural Networks, 2021, 141: 249-260.

[74] YADAV S, RAMESH S, SAHA S, et al. Relation extraction from biomedical and clinical text: Unified multitask learning framework[J]. IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics, 2020, 19(2): 1105-1116.

[75] LI H, MÀRQUEZ L. Proceedings of the 2010 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing[C]// Proceedings of the 2010 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Cambridge, Massachusetts, USA: Association of Computational linguistics, 2010.

[76] SOCHER R, HUVAL B, MANNING C D, et al. Semantic compositionality through recursive matrix-vector spaces[C]// Proceedings of the 2012 Joint Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and Computational Natural Language Learning. Jeju, the South Korea: Association of Computational Linguistics, 2012: 1201-1211.

[77] MIWA M, BANSAL M. End-to-end relation extraction using LSTMs on sequences and tree structures[J/OL]. arXiv:1601.00770, 2016.

[78] SHASTRY K A, SANJAY H A. A modified genetic algorithm and weighted principal component analysis based feature selection and extraction strategy in agriculture[J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 232: ID 107460.

[79] ZHANG S, ZHANG Z, CHEN Z, et al. A novel method of mental fatigue detection based on CNN and LSTM[J]. International Journal of Computational Science and Engineering, 2021, 24(3): 290-300.

[80] LIN C, MILLER T, DLIGACH D, et al. Self-training improves recurrent neural networks performance for temporal relation extraction[C]// Proceedings of the Ninth International Workshop on Health Text Mining and Information Analysis. Brussels, Belgium: Association of Computational Linguistics, 2018: 165-176.

[81] ZHANG Y, QI P, MANNING C D. Graph convolution over pruned dependency trees improves relation extraction[J/OL]. arXiv:1809.10185, 2018.

[82] ZHU H, LIN Y, LIU Z, et al. Graph neural networks with generated parameters for relation extraction[J/OL]. arXiv:1902.00756, 2019.

[83] SHI P, LIN J. Simple bert models for relation extraction and semantic role labeling[J/OL]. arXiv: 1904.05255, 2019.

[84] JIANG M, D'SOUZA J, AUER S, et al. Evaluating BERT-based scientific relation classifiers for scholarly knowledge graph construction on digital library collections[J]. International Journal on Digital Libraries, 2022, 23(2): 197-215.

[85] LUN Z, HUI Z. Research on agricultural named entity recognition based on pre train BERT[J]. Academic Journal of Engineering and Technology Science, 2022, 5(4): 34-42.

[86] QIAO B, ZOU Z, HUANG Y, et al. A joint model for entity and relation extraction based on BERT[J]. Neural Computing and Applications, 2022, 34(5): 3471-3481.

[87] 赵鹏飞, 赵春江, 吴华瑞, 等. 基于BERT的多特征融合农业命名实体识别[J]. 农业工程学报, 2022, 38(3): 112-118.

ZHAO P, ZHAO C, WU H, et al. Multi-feature fusion agricultural named entity recognition based on BERT[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(3): 112-118.

[88] ANNANE A, BELLAHSENE Z, AZOUAOU F, et al. Building an effective and efficient background knowledge resource to enhance ontology matching[J]. Journal of Web Semantics, 2018, 51: 51-68.

[89] XIAOFENG M, ZHIJUAN D. Research on the big data fusion: Issues and challenges[J]. Journal of Computer Research and Development, 2016, 53(2): ID 231.

[90] MA H, ALIPOURLANGOURI M, WU Y, et al. Ontology-based entity matching in attributed graphs[J]. Proceedings of the VLDB Endowment, 2019, 12(10): 1195-1207.

[91] DING B, WANG Q, WANG B, et al. Improving knowledge graph embedding using simple constraints[J/OL]. arXiv:1805.02408, 2018.

[92] BALDUCCINI M, BARAL C, LIERLER Y. Knowledge representation and question answering[J]. Foundations of Artificial Intelligence, 2008, 3: 779-819.

[93] TAI C H, CHANG C T, CHANG Y S. Hybrid knowledge fusion and inference on cloud environment[J]. Future Generation Computer Systems, 2018, 87: 568-579.

[94] QIN H, YAO Y. Agriculture knowledge graph construction and application[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1756(1): ID 012010.

[95] MOSHOU D E, PANTAZI X E. Data fusion and its applications in agriculture[M]. Cham, German: Springer, 2022: 17-40.

[96] LIU W, LIU J, WU M, et al. Representation learning over multiple knowledge graphs for knowledge graphs alignment[J]. Neurocomputing, 2018, 320: 12-24.

[97] ZHU G, IGLESIAS C A. Exploiting semantic similarity for named entity disambiguation in knowledge graphs[J]. Expert Systems with Applications, 2018, 101: 8-24.

[98] CHEN X, JIA S, XIANG Y. A review: Knowledge reasoning over knowledge graph[J]. Expert Systems with Applications, 2020, 141: ID 112948.

[99] KAMSU-FOGUEM B, ABANDA F H, DOUMBOUYA M B, et al. Graph-based ontology reasoning for formal verification of BREEAM rules[J]. Cognitive Systems Research, 2019, 55: 14-33.

[100] BROZOVA H, SUBRT T, BARTOSKA J. Knowledge maps in agriculture and rural development[J]. Agricultural Economics, 2008, 54(11): 546-553.

[101] ZHENG Y L, HE Q Y, PING Q, et al. Construction of the ontology-based agricultural knowledge management system[J]. Journal of Integrative Agriculture, 2012, 11(5): 700-709.

[102] BHUYAN B P, TOMAR R, GUPTA M, et al. An ontological knowledge representation for smart agriculture [C]// 2021 IEEE International Conference on Big Data (Big Data). Piscataway, New York, USA: IEEE, 2021: 3400-3406.

[103] CHENLIN Q, QING S, PENGZHOU Z, et al. Cn-MAKG: China meteorology and agriculture knowledge graph construction based on semi-structured data[C]// 2018 IEEE/ACIS 17th International Conference on Computer and Information Science (ICIS). Piscataway, New York, USA: IEEE, 2018: 692-696.

[104] CHEN Y, KUANG J, CHENG D, et al. AgriKG: An agricultural knowledge graph and its applications[C]// International Conference on Database Systems for Advanced Applications. Chiengmai, Thailand: Springer, 2019: 533-537.

[105] MENDES W R, Araújo F M U, Dutta R, et al. Fuzzy control system for variable rate irrigation using remote sensing[J]. Expert Systems with Applications, 2019, 124: 13-24.

[106] ZHANG H, SI H, MA X, et al. Research and application of agriculture knowledge graph[C]// Proceedings of the 2021 5th International Conference on Electronic Information Technology and Computer Engineering. Broadway, New York, USA: ACM Digital Library, 2021: 680-688.

[107] GUAN L, ZHANG J, GENG C. Diagnosis of fruit tree diseases and pests based on agricultural knowledge graph[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1865(4): ID 042052.

[108] FAJRI L, SUBROTO I M I, MARWANTO A. Expert system on soybean disease using knowledge representation method[J]. Journal of Telematics and Informatics (JTI), 2017, 5(1): 36-46.

[109] NASCIMENTO D A, ANUNCIACAO R M, ARNHOLD A, et al. Expert system for identification of economically important insect pests in commercial teak plantations[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 121: 368-373.

[110] DAMOS P. Modular structure of web-based decision support systems for integrated pest management. A review[J]. Agronomy for Sustainable Development, 2015, 35(4): 1347-1372.

[111] BABALOLA A, ABIODUN O, ADERANTI F, et al. Development of a web based expert system for managing pests and diseases of moringa oleifera[C]// Conference on Engineering and Information Technology (CSEIT 2018). Wuhan, China: Aconf, 2018.

[112] 张善文, 王振, 王祖良. 结合知识图谱与双向长短时记忆网络的小麦条锈病预测[J]. 农业工程学报, 2020, 36(12): 172-178.
ZHANG S, WANG Z, WANG Z. Prediction of wheat stripe rust based on knowledge graph and bidirectional long-short-term memory network[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(12): 172-178.

[113] RIZUN M. Knowledge graph application in education: A literature review[J]. Acta Universitatis Lodziensis, 2019, 3(342): 7-19.

[114] SHI Y X, ZHANG B K, WANG Y X, et al. Constructing crop portraits based on graph databases is essential to agricultural data mining[J]. Information, 2021, 12 (6): ID 227.

[115] DUNG T Q, BONNEY L B, ADHIKARI R, et al. Entrepreneurial orientation and vertical knowledge acquisition by smallholder agricultural firms in transitional economies: The role of interfirm collaboration in value-chains[J]. Journal of Business Research, 2021, 137: 327-335.

[116] 吴华瑞, 郭威, 邓颖, 等. 农业文本语义理解技术综述[J]. 农业机械学报, 2022, 53(5): 1-16.
WU H, GUO W, DENG Y, et al. Review of semantic analysis techniques of agricultural texts[J]. Transactions of the CSAM, 2022, 53(5): 1-16.
[117] 王丹丹. 宁夏水稻知识图谱构建方法研究与应用[D]. 银川: 北方民族大学, 2019.
WANG D. Research and application of construction method of rice knowledge graph in Ningxia[D]. Yinchuan: North Minzu University, 2019.
[118] 张海瑜, 陈庆龙, 张斯静, 等. 基于语义知识图谱的农业知识智能检索方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(S1): 156-163.
ZHANG H, CHEN Q, ZHANG S, et al. Intelligent retrieval method of agricultural knowledge based on semantic knowledge graph[J]. Transactions of the CSAM, 2021(S1): 156-163.
[119] ETZIONI O. Search needs a shake-up[J]. Nature, 2011, 476(7358): 25-26.
[120] DIEFENBACH D, LOPEZ V, SINGH K, et al. Core techniques of question answering systems over knowledge bases: A survey[J]. Knowledge and Information Systems, 2018, 55(3): 529-569.
[121] CHEN L, GAO J, YUAN Y, et al. Agricultural question classification based on CNN of cascade word vectors[C]// Pattern Recognition and Computer Vision. Berlin, German: Springer, 2018: 110-121.
[122] KALITA H, SARMA S K, CHOUDHURY R D. Expert system for diagnosis of diseases of rice plants: Prototype design and implementation[C]// 2016 International Conference on Automatic Control and Dynamic Optimization Techniques (ICACDOT). Piscataway, New York, USA: IEEE, 2016: 723-730.
[123] 薛慧芳. 基于用户偏好的智能农业问答系统设计[J]. 辽宁农业科学, 2018 (1): 64-68.
XUE H. Design of intelligent agricultural question answering system based on user preference [J]. Liaoning Agricultural Science, 2018 (1): 64-68.
[124] 裘进, 李秋霞. 融入情境因素和用户偏好的农业信息个性化推荐模型构建[J]. 南方农业, 2018, 12(15): 185-187.
QIU J, LI Q. Construction of a personalized recommendation model for agricultural information incorporating contextual factors and user preferences [J]. South China Agriculture, 2018,12(15): 185-187.
[125] 惠银帆. 农业种植技术个性化推荐模型研究与系统实现[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2021.
HUI Y. The research and system implementation of personalized recommendation model for agricultural planting technology[D]. Yangling: Northwest Agriculture and Forestry University, 2021.
[126] 贾伟洋. 基于群组用户画像的农业信息化推荐算法研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2017.
JIA W. Research on personalized recommendation algorithm of agricultural information based on group user portrait [D]. Yangling : Northwest A&F University, 2017.
[127] 国帅. 基于本体的农业信息服务个性化推荐模型研究[D]. 郑州: 河南农业大学, 2021.
GUO S. Personalized recommendation model research of agricultural information service Based on Ontology[D]. Zhengzhou: Henan Agricultural University, 2021.
[128] 王梦瑶. 基于用户画像的农产品电商个性化推荐方法研究[D]. 合肥: 安徽农业大学, 2021.
WANG M. Research on personalized recommendation methods of agricultural products e-commerce based on user portraits[D]. Hefei: Anhui Agricultural University, 2021.
[129] AHUJA L R, KERSEBAUM K C, WENDROTH O. Modeling processes and their interactions in cropping systems: Challenges for the 21st Century[M]. Hoboken: Wiley Online Library, 2022.
[130] PAREDES-GARCIA W J, OCAMPO-VELÁZQUEZ R V, TORRES-PACHECO I, et al. Price forecasting and span commercialization opportunities for Mexican agricultural products[J]. Agronomy, 2019, 9(12): 826-834.
[131] BALLOT R, LOYCE C, JEUFFROY M H, et al. First cropping system model based on expert-knowledge parameterization[J]. Agronomy for Sustainable Development, 2018, 38(3): 1-14.
[132] 庄家煜, 许世卫, 李杨, 等. 基于深度学习的多种农产品供需预测模型[J]. 智慧农业(中英文), 2022, 4(2): 174-182.
ZHUANG J, XU S, LI Y, et al. Supply and demand forecasting model of multi-agricultural products based on deep learning[J]. Smart Agriculture, 2022, 4(2): 174-182.
[133] 李志博, 李亚芹, 赵浣旻,等. 基于 GNDVI 指数的土壤—水稻冠层变量施氮决策方案研究[J]. 中国农机化学报, 2022, 43(4): 160-165.
LI Z, LI Y, ZHAO H, et al. Study on decision-making scheme of soil-rice canopy variable nitrogen application based on GNDVI index [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2022, 43(4): 160-165.
[134] 王鸿玺, 李红军, 齐永青, 等. 实现地下水压采目标的精准控灌决策支持系统研究[J]. 中国生态农业学报(中英文), 2022, 30(1): 138-152.
WANG H, LI H, QI Y, et al. Development of a decision support system for irrigation management to control groundwater withdrawal[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2022, 30(1): 138-152.
[135] 任立, 吴萌, 甘臣林, 等. 基于 SEM-SD 模型的城市近

郊区农户土地投入行为决策机制仿真研究[J]. 资源科学, 2020, 42(2): 286-297.
REN L, WU M, GAN C, et al. Decision making mechanism simulation of farmers'land investment behavior in suburbs based on structural equation modeling- system dynamics[J]. Resources Science, 2020, 42(2): 286- 297.

[136]康孟珍, 王秀娟, 华净, 等. 平行农业: 迈向智慧农业的智能技术[J]. 智能科学与技术学报, 2019, 1(2): 107-117.
KANG M, WANG X, HUA J, et al. Parallel agriculture: intelligent technology toward smart agriculture[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2019, 1(2): 107-117.

Agricultural Intelligent Knowledge Service: Overview and Future Perspectives

ZHAO Ruixue*, YANG Chenxue, ZHENG Jianhua, LI Jiao, WANG Jian

(*Agricultural Information Institute*, *China Academy of Agricultural Sciences/Key Laboratory of Knowledge Mining and Knowledge Services in Agricultural Converging Publishing*, *National Press and Publication Administration*, *Beijing* 100081, *China*)

Abstract: The wide application of advanced information technologies such as big data, Internet of Things and artificial intelligence in agriculture has promoted the modernization of agriculture in rural areas and the development of smart agriculture. This trend has also led to the boost of demands for technology and knowledge from a large amount of agricultural business entities. Faced with problems such as dispersiveness of knowledges, hysteric knowledge update, inadequate agricultural information service and prominent contradiction between supply and demand of knowledge, the agricultural knowledge service has become an important engine for the transformation, upgrading and high-quality development of agriculture. To better facilitate the agriculture modernization in China, the research and application perspectives of agricultural knowledge services were summarized and analyzed. According to the whole life cycle of agricultural data, based on the whole agricultural industry chain, a systematic framework for the construction of agricultural intelligent knowledge service systems towards the requirement of agricultural business entities was proposed. Three layers of techniques in necessity were designed, ranging from AIoT-based agricultural situation perception to big data aggregation and governance, and from agricultural knowledge organization to computation/mining based on knowledge graph and then to multi-scenario-based agricultural intelligent knowledge service. A wide range of key technologies with comprehensive discussion on their applications in agricultural intelligent knowledge service were summarized, including the aerial and ground integrated Artificial Intelligence & Internet-of-Things (AIoT) full-dimensional of agricultural condition perception, multi-source heterogeneous agricultural big data aggregation/governance, knowledge modeling, knowledge extraction, knowledge fusion, knowledge reasoning, cross-media retrieval, intelligent question answering, personalized recommendation, decision support. At the end, the future development trends and countermeasures were discussed, from the aspects of agricultural data acquisition, model construction, knowledge organization, intelligent knowledge service technology and application promotion. It can be concluded that the agricultural intelligent knowledge service is the key to resolve the contradiction between supply and demand of agricultural knowledge service, can provide support in the realization of the advance from agricultural cross-media data analytics to knowledge reasoning, and promote the upgrade of agricultural knowledge service to be more personalized, more precise and more intelligent. Agricultural knowledge service is also an important support for agricultural science and technologies to be more self-reliance, modernized, and facilitates substantial development and upgrading of them in a more effective manner.

Key words: intelligent knowledge service; artificial intelligence; Internet of Things; agricultural sensing; knowledge management; knowledge reasoning; knowledge search & QA; personalized recommendation; decision support